



# Teledetección Humedales y espacios protegidos

**Libro de actas  
del XVI Congreso de la Asociación  
Española de Teledetección**

**Editores:**

Javier M<sup>a</sup> Bustamante Díaz  
Ricardo Díaz-Delgado  
David Aragonés Borrego  
Isabel Afán Asencio  
Diego García

## Créditos

- © Editores:  
Javier M<sup>a</sup> Bustamante Díaz  
Ricardo Díaz-Delgado  
David Aragonés Borrego  
Isabel Afán Asencio  
Diego García
- © De los textos y las imágenes, sus autores
- © Laboratorio de SIG y Teledetección de la Estación Biológica de Doñana (LAST-EBD), Consejo Superior de Investigaciones Científicas, Asociación Española de Teledetección.  
Avd. Américo Vespucio. Isla de La Cartuja. 41092 Sevilla (Spain)  
  
Maquetación: Cortijo y Asociados  
  
ISBN: 978-84-608-1726-0  
  
Año de edición 2015

## Relaciones espacio-temporales entre datos ópticos adquiridos por el sensor hiperespectral CASI y flujos de carbono en un ecosistema de dehesa

Javier Pacheco-Labrador<sup>(1)</sup>, María Pilar Martín<sup>(1)</sup>, Micol Rossini<sup>(2)</sup>, Eduardo de Miguel<sup>(3)</sup> y Pablo J. Zarco-Tejada<sup>(4)</sup>

<sup>(1)</sup> Laboratorio de Espectro-radiometría y Teledetección Ambiental (SpecLab), Instituto de Economía, Geografía y Demografía (IEGD), Centro de Ciencias Humanas y Sociales (CCHS), Consejo Superior de Investigaciones Científicas (CSIC). C/ Albasanz 26-28, 28037 Madrid, España. Email: javier.pacheco@cchs.csic.es, mpilar.martin@cchs.csic.es

<sup>(2)</sup> Remote Sensing of Environmental Dynamics Laboratory, Università degli Studi di Milano-Bicocca. Piazza della Scienza 1, 20126 Milano, Italia. Email: micol.rossini@unimib.it

<sup>(3)</sup> Instituto Nacional de Técnica Aeroespacial (INTA) Carretera Torrejón a Ajalvir, km 4  
28850 Torrejón de Ardoz, Madrid. Email: demiguel@inta.es

<sup>(4)</sup> QuantaLab, Instituto de Agricultura Sostenible (IAS), Consejo Superior de Investigaciones Científicas (CSIC), Alameda del Obispo s/n, 14004 Córdoba. Email: pablo.zarco@csic.es

**Resumen:** Se analizan los efectos de la agregación espacial de variables espectrales y temporal de flujos de carbono sobre la estimación de la productividad primaria bruta en un ecosistema de dehesa. Para ello se hace uso de una serie temporal de imágenes hiperespectrales de alta resolución espacial sobre el área de influencia de varias torres de flujo. Los diferentes modelos empleados revelan diferencias relacionadas con la agregación temporal de los datos de flujos, mientras que las relacionadas con la agregación espacial de los datos espectrales son menos relevantes.

**Palabras clave:** hiperespectral aeroportado, CASI, flujos de carbono, agregación temporal, agregación espacial

### *Spatio-temporal relationships between optical data acquired by the hyperspectral sensor CASI and carbon fluxes in a dehesa ecosystem*

**Abstract:** We analysed the effects on GPP estimation of the spatial and temporal aggregation of spectral and carbon flux variables in a *dehesa* ecosystem. We used a time series of high spatial resolution hyperspectral images acquired over the footprint of several flux towers. Different models used revealed differences related to the temporal aggregation of flux data, whereas those related to the spatial aggregation of spectral data were less relevant.

**Keywords:** *hyperspectral airborne, CASI, carbon fluxes, temporal aggregation, spatial aggregation*

## 1. INTRODUCCIÓN

La estimación de intercambio de carbono entre los ecosistemas y la atmósfera es fundamental para evaluar los impactos de la actividad humana en el medio natural y para gestionar la producción agrícola y forestal, máxime en el escenario actual de cambio climático.

La técnica de *Eddy Covariance* (EC) es capaz de medir el flujo neto de carbono intercambiado en una superficie limitada y variante en función de la meteorología local, denominada *footprint*; y estimar la *gross primary production* (GPP). La teledetección ha demostrado ser una herramienta útil para estimar espacialmente estas mediciones a partir del comportamiento espectral de la vegetación. Existen diferentes índices espectrales que pueden emplearse como estimadores de algunas de las variables descritas en el modelo de Monteith (1972) para la estimación de GPP (ecuación 1).

$$GPP = PAR \times fAPAR \times \varepsilon \quad (1)$$

donde:

- PAR= *Photosynthetically Active Radiation*
- fAPAR = PAR absorbido por la vegetación
- $\varepsilon$  = *Light Use Efficiency*

Así el fAPAR, que está relacionado con la cantidad de biomasa fotosintética, suele representarse mediante

índices que expresan el verdor o vigor vegetal, como el *Normalized Difference Vegetation Index* (NDVI). Otros índices, como el *Photochemical Reflectance Index* (PRI) o las medidas espectrales de emisión de fluorescencia clorofílica (Rossini et al., 2012) suelen relacionarse con  $\varepsilon$ .

Sin embargo, existe un desajuste espacial entre las mediciones EC –continuas y limitadas a un área relativamente pequeña y variable– con las imágenes adquiridas remotamente –de forma puntual y a una resolución espacial determinada (Gamon et al., 2006). Además, en caso de heterogeneidad, la relación existente entre las variables espectrales y de flujos que presenta cada uno de los elementos incluidos en el *footprint* o en los píxeles de las imágenes puede ser diferente. Esto puede dificultar una correcta extrapolación de los modelos, y de la comprensión de las relaciones establecidas combinando datos de torres EC y sensores remotos.

Información remota de alta resolución espacial puede permitir separar elementos contaminantes o estimar la contribución de diferentes elementos dentro del *footprint* (Detto, et al., 2006; Zarco-Tejada, et al., 2013). Esto resulta especialmente interesante en ecosistemas Mediterráneos, altamente vulnerables a los efectos del Cambio Climático, que suelen presentar una elevada heterogeneidad y una gran variedad de tipos de

vegetación. Este es el caso de las dehesas, donde pastizales anuales se combinan con un arbolado disperso de especies habitualmente perennifolias. El objetivo de este trabajo es analizar el efecto de la resolución espacial y temporal en la estimación de flujos de carbono en un ecosistema de dehesa. Para ello, se hace uso de series temporales de imágenes hiperespectrales de alta resolución espacial y de datos de flujos medidos en varias torres EC.

## 2. MATERIAL Y MÉTODOS

Para este estudio se han empleado imágenes hiperespectrales adquiridas en cuatro fechas diferentes sobre un ecosistema de dehesa localizado en Majadas del Tiétar, Cáceres, España, incluido en la red Fluxnet (<http://fluxnet.ornl.gov/site/440>) donde actualmente operan tres torres de medición de flujos. El 20 % de la dehesa está cubierto por *Quercus ilex*, y el 80 % por un pastizal muy diverso.

### 2.1. Datos de flujos de carbono

Los datos de flujos y radiación global incidente fueron adquiridos por las torres de flujo instaladas en el ecosistema de estudio. La torre principal (“Central”), gestionada por el Centro de Estudios Ambientales del Mediterráneo (CEAM) de Valencia desde el año 2003. Adicionalmente, dos torres similares (“Norte” y “Sur”) fueron instaladas en 2014 en la misma zona por el *Max Planck Institute for Biogeochemistry*, Jena, Alemania. Los datos de flujos de radiación global y GPP se agregaron a diferentes escalas temporales en un periodo de 20 días en torno a la fecha de cada vuelo. Por un lado, para cada día de este periodo se realizó una agregación intra-diaria en periodos de  $\pm 30$  minutos desde 0 hasta  $\pm 12$  h en torno a la hora de adquisición de cada imagen; estos valores fueron agregados inter-diariamente entre 1 y  $\pm 10$  días en torno a la fecha del vuelo.

### 2.2. Imágenes hiperespectrales

Se han seleccionado ocho imágenes adquiridas en 4 años distintos y centradas en las torres EC (Tabla 1). Las imágenes fueron adquiridas con el sensor Compact Airborne Spectral Imager (CASI) operado por el Instituto Nacional de Técnica Aeroespacial (INTA), configurado con 144 bandas, espaciadas 4.8 nm y con 6 nm de FWHM; el tamaño de píxel fue de 1.0 x 1.5 m.

**Tabla 1.** Descripción de las pasadas seleccionadas.

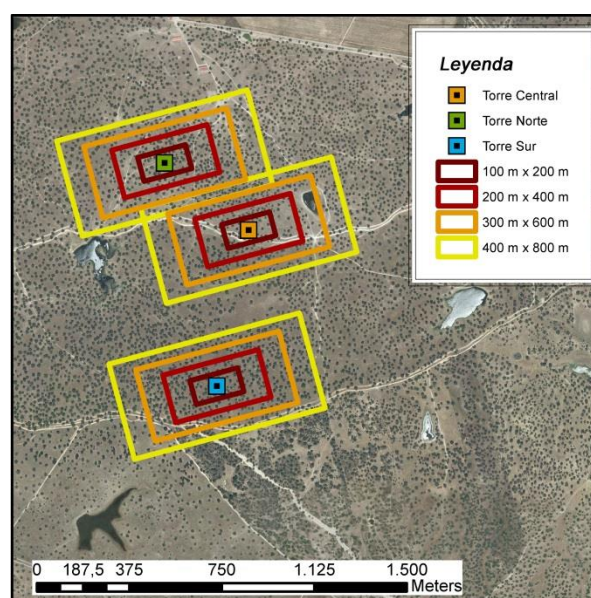
Fecha	Hora (UTC)	Azimuth del Vuelo (°)	Azimuth Solar (°)	Torre de Flujos
18/05/2010	11:27	120,0	170,1	Central
05/05/2011	10:31	298,0	127,2	Central
05/05/2011	14:47	128,0	244,1	Central
04/10/2012	11:13	181,0	159,8	Central
04/10/2012	11:23	127,0	163,2	Central
08/04/2014	11:47	192,2	162,9	Central
08/04/2014	12:38	75,0	186,1	Norte
08/04/2014	12:55	75,0	193,6	Sur

La corrección atmosférica se realizó empleando ATCOR4<sup>TM</sup> y mediciones de contenido de vapor de agua en atmósfera y espesor óptico de aerosoles adquiridas en tierra con un fotómetro solar CIMEL CE318-NE (Cimel Electronique, Paris, Francia). Los valores del factor de reflectividad hemisférica-direccional- (HDRF) obtenidos fueron refinados mediante el método *Empirical Line* (Smith and Milton, 1999) utilizando como referencia datos espectrales medidos simultáneamente a la adquisición de las imágenes sobre superficies de calibración empleándose un espectro-radiómetro ASD FieldSpec<sup>TM</sup> 3 (Analytical Spectral Devices Inc., Boulder, CO, USA). Finalmente, las imágenes fueron corregidas geométricamente y remuestreadas a un tamaño de píxel de 1 metro empleando el método del vecino más próximo.

Para cada imagen se realizó una clasificación supervisada empleándose el método de la distancia de Mahalanobis. Cuatro categorías fueron separadas, “pasto”, “arbolado”, “suelo desnudo y carreteras” y “sombras y masas de agua”.

### 2.3. Datos espectrales y modelización de flujos

Para relacionar los datos espectrales con los diferentes datos de flujos se generaron cuatro áreas rectangulares de 100 m x 200 m, 200 m x 400 m, 300 m x 600 m y 400 m x 800 m centradas en cada torre (Figura 1); y alineadas con la dirección principal del viento, imitando el *footprint*. De cada área, se extrajeron tres conjuntos de píxeles: solo los clasificados como pasto (“Grass”), los clasificados como pasto y arbolado (“Mix”) y la totalidad de los píxeles (“All”).



**Figura 1.** Localización de las torres EC y las diferentes áreas de extracción de píxeles.

Para cada área de extracción y cada conjunto de píxeles se calculó el valor promedio para índices espectrales como el NDVI y el PRI. Los índices de cada conjunto y los datos de GPP y radiación global de las torres como estimador del PAR (PAR<sub>GR</sub>) se emplearon para ajustar los siguientes modelos basados en Rossini et al., (2012):



$$GPP_{MOD1} = a + b \text{ NDVI} \quad (2)$$

$$GPP_{MOD2} = (a + b \text{ NDVI}) \text{ PAR}_{GR} \quad (3)$$

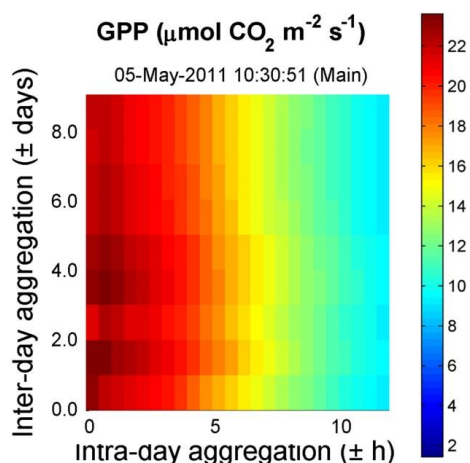
$$GPP_{MOD3} = (a + b \text{ NDVI}) (c + d \text{ PRI}) \text{ PAR}_{GR} \quad (4)$$

Estos modelos, de uso generalizado en teledetección y espectro-radiometría, representan el GPP como una variable dependiente exclusivamente de la biomasa verde (representada por el NDVI,  $GPP_{MOD1}$ ), de la biomasa verde y la radiación incidente ( $GPP_{MOD2}$ ) o de ambas y la eficiencia fotosintética (representada por el PRI,  $GPP_{MOD3}$ ). Los modelos se ajustaron combinando todos los conjuntos de datos de flujos agregados temporalmente con los datos espectrales provenientes de diferentes áreas y tipos de cubierta. Finalmente, se analizaron los efectos de la agregación temporal de los datos de flujos así como de la agregación temporal sobre el ajuste de los modelos.

### 3. RESULTADOS

#### 3.1. Agregación de variables de flujo y espectrales

El GPP y la radiación global incidente fueron agregadas intra e inter-diariamente. La figura 2 muestra los valores de GPP agregados en torno una de las imágenes adquiridas el 5 de Mayo de 2011 a las 10:30 UTC. Como puede observarse, el GPP agregado es máximo cerca de la hora del vuelo; que coincide aproximadamente con el periodo de mayor actividad fotosintética y se reducen a medida que se extiende el periodo intra-diario. Los datos inter-diarios son más similares entre sí, aunque se observa una cierta variabilidad que se relaciona con cambios en las condiciones meteorológicas de los días anteriores y posteriores a la fecha del vuelo.



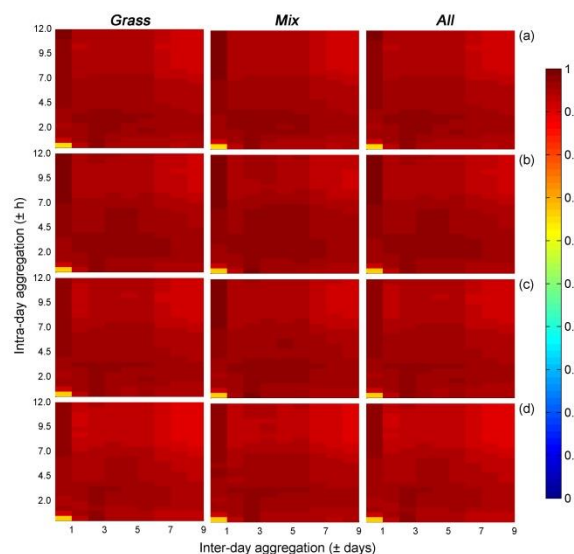
**Figura 2.** GPP agregado inter e intra-diariamente correspondiente a la imagen del 5 de Mayo de 2011 adquirida a las 10:30 UTC.

Tomando como referencia en cada imagen la cubierta “Grass” del área de menor tamaño, se calculan las diferencias con los índices espectrales calculados para esta área y para las restantes cubiertas y áreas de extracción en cada imagen. Las diferencias estimadas varían entre -0,029 y 0,087 para el NDVI y entre -0.004 y 0,007 para el PRI. La inclusión de todos los elementos

de la escena y el incremento del tamaño de la ventana de extracción producen las mayores diferencias; si bien el efecto no es igual para imágenes de diferentes fechas.

#### 3.2. Modelización de GPP

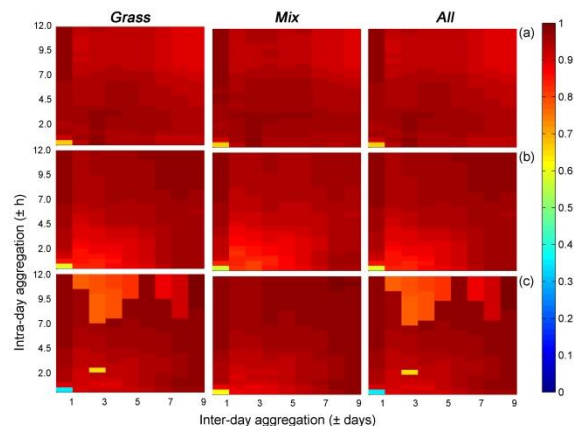
La figura 3 muestra los coeficientes de correlación  $r^2$  obtenidos en la estimación de GPP para los diferentes tipos de cubierta, áreas de extracción y datos agregados de flujos. En este caso, los datos corresponden al modelo más sencillo ( $GPP_{MOD1}$ ), pero de forma similar a los otros, no se aprecian grandes diferencias entre las áreas de extracción (agregación espacial). Así mismo, los diferentes tipos de cubierta presentan resultados muy similares.



**Figura 3.**  $r^2$  obtenido en la estimación de  $GPP_{MOD1}$  con los datos de flujos agregados inter e intra-diariamente.

En columnas se presentan los diferentes tipos de cubierta, y en filas, las áreas de extracción (en tamaño creciente de la “a” a la “d”).

La figura 4 muestra los valores de  $r^2$  obtenidos por los diferentes modelos para cada tipo de cubierta en el área de mayor tamaño (400 m x 800 m). Como puede observarse, el modelo más sencillo obtiene mejores estimaciones, en general, para todo el conjunto de datos.



**Figura 4.** GPP agregado inter e intra-diariamente correspondiente a la imagen adquirida el 5 de Mayo de

2011 a las 10:30 UTC. En columnas se presentan los diferentes tipos de cubierta, y en filas los distintos modelos  $GPP_{MOD1}$  (a),  $GPP_{MOD2}$  (b) y  $GPP_{MOD3}$  (c).

La inclusión de la radiación ( $GPP_{MOD2}$ ) produce mejores estimaciones a largo que a corto plazo. Finalmente, con la inclusión del PRI ( $GPP_{MOD3}$ ) como estimador del  $\varepsilon$  las estimaciones empeoran a medida que se incluyen datos con condiciones de iluminación más diferentes (agregación intra-diaria) a los del momento de cada vuelo, aunque esto no se refleja en el caso de la cubierta que mezcla píxeles de pasto y arbolado ("Mix").

#### 4. DISCUSIÓN

Los resultados no muestran grandes diferencias relacionadas con la agregación espacial de datos espectrales, ni en cuanto a la mezcla de diferentes cubiertas. Esto puede explicarse en gran medida por dos motivos que operan conjuntamente: el pasto es la cubierta predominante en la escena y además es la que ofrece unas mayores variaciones en reflectividad, estando éstas altamente relacionadas con los flujos de carbono. De este modo, la influencia de otras cubiertas, ya sean vegetales o no, resulta marginal. Por otro lado, los diferentes modelos de GPP analizados sí permiten observar más claramente algunas diferencias en las relaciones que se establecen entre las variables espectrales y de flujos. Así, el modelo que explica el GPP como una función del "verdor" del ecosistema, obtiene correlaciones altas y relativamente similares para todas las escalas temporales. Esto es debido a que la biomasa verde del ecosistema varía lentamente en relación a las rápidas fluctuaciones intra-diarias de los flujos. Las relaciones entre esta variable y días meteorológicamente muy similares son también muy parecidas. Existe una cierta incertidumbre relacionada, por un lado, con las variaciones inter-diarias en los flujos de carbono, y por otro, con la naturaleza ruidosa de estos datos. El GPP se estima peor para los periodos de tiempo más largos, cuando el valor de NDVI puede haber variado en función de las condiciones meteorológicas (días muy diferentes a los del vuelo). Por otro lado, el modelo  $GPP_{MOD2}$  incluye la radiación asumiendo que no hay límite en la eficiencia con la que esta se aprovecha en la fotosíntesis. Si bien este puede ser el caso de cultivos irrigados, no ocurre así en un ecosistema natural. Como consecuencia, la predicción de GPP empeora para el mismo momento del día que los vuelos, durante un rango corto de días. Esto indica que el modelo no puede contemplar cambios en  $\varepsilon$  bajo condiciones de iluminación diferentes a las de la adquisición de la imagen, como ocurriría en un día nublado. El ajuste mejora en periodos más largos, donde las variaciones de radiación terminan por promediarse y suavizarse. Por último, la inclusión del PRI como estimador de  $\varepsilon$  ( $GPP_{MOD3}$ ) mejora la predicción en los días siguientes a los vuelos especialmente durante periodos intra-diarios más cortos. Si bien las predicciones son peores cuando integran periodos de muchas horas en los días próximos a los vuelos. Al ser indicador de una variable más dinámica, el PRI podría no representar el

estado de la vegetación en condiciones muy diferentes a las de la adquisición de las imágenes.

#### 5. CONCLUSIONES

La utilización de imágenes hiperespectrales de alta resolución espacial y la combinación de datos espectrales y variables de flujo agregados a diferentes niveles espaciales y temporales ha permitido analizar el impacto de estas dimensiones en la estimación de GPP. El efecto de la variabilidad espacial es reducido debido a la predominancia de la cubierta de pasto, que es en gran parte responsable del intercambio de carbono. El impacto de la escala temporal ha sido mayor; y depende de las variables explicativas del GPP que son estimadas mediante teledetección en los diferentes modelos.

#### 6. AGRADECIMIENTOS

Este trabajo ha sido financiado por los proyectos BIOSPEC (CGL2008-02301/CLI, Ministerio de Ciencia en Innovación) y FLUXPEC (CGL2012-34383, Ministerio de Economía y Competitividad). Agradecemos a la COST Action ES1309 OPTIMISE la financiación de una STMS. Agradecemos también la colaboración del personal de SpecLab-CSIC, CEAM, Universidad de Alcalá, Instituto Nacional de Investigación y Tecnología Agraria y Alimentaria, Universidad de Zaragoza, Universidad de Milano-Bicocca y Max Planck Institute for Biogeochemistry.

#### 7. BIBLIOGRAFÍA

- Detto, M., Montaldo, N., Albertson, J.D., Mancini, M., Katul, G. 2006. *Soil moisture and vegetation controls on evapotranspiration in a heterogeneous Mediterranean ecosystem on Sardinia, Italy*. Water Resources Research, 42, W08419.
- Gamon, J.A., Rahman, A.F., Dungan, J.L., Schildhauer, M., Huemmrich, K.F. 2006. *Spectral Network (SpecNet)—What is it and why do we need it?* Remote Sensing of Environment, 103, 227-235.
- Monteith, J.L. 1972. *Solar Radiation and Productivity in Tropical Ecosystems*. Journal of Applied Ecology, 9, 747-766.
- Rossini, M., Cogliati, S., Meroni, M., Migliavacca, M., Galvagno, M., Busetto, L., Cremonese, E., Julitta, T., Siniscalco, C., Morra di Cella, U., Colombo, R. 2012. *Remote sensing-based estimation of gross primary production in a subalpine grassland*. Biogeosciences, 9, 2565-2584.
- Smith, G.M., Milton, E.J. 1999. *The use of the empirical line method to calibrate remotely sensed data to reflectance*. International Journal of Remote Sensing, 20, 2653-2662.
- Zarco-Tejada, P.J., Morales, A., Testi, L., Villalobos, F.J. 2013. *Spatio-temporal patterns of chlorophyll fluorescence and physiological and structural indices acquired from hyperspectral imagery as compared with carbon fluxes measured with eddy covariance*. Remote Sensing of Environment, 133, 102-115.